

基于 SOA-SVM 的弓网电弧识别方法*

李斌 娄璟 杜典松

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105)

摘要:受电弓-接触网作为牵引供电系统的重要组成部分关系着高速列车的安全与稳定,及早的对弓网电弧进行识别对于保障列车稳定运行具有十分重要的意义。通过计算更符合列车实际的“Z”字摩擦速率并对列车的运行时速、接触压力及接触电流依次进行单变量调整,模拟了4种不同工况的弓网受流实验。基于实验数据,从特征供给和参数优化两方面出发:首先,利用D-score评估准则对电流特征进行对比,筛选出电弧识别特征及其显著区间;其次,设计样本定容环节考察特征信息的完备性;最后,利用海鸥算法(seagull optimization algorithm, SOA)优化支持向量机(support vector machine, SVM)对弓网电弧建模识别。经测试结果与对比分析得出,SOA-SVM能够快速、有效的对弓网电弧建模识别,平均识别水平达98.5%、总体识别水平在97%以上。

关键词:弓网电弧;故障识别;特征选择;海鸥优化算法;支持向量机

中图分类号: TM922 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Pantograph arc recognition method based on SOA-SVM

Li Bin Lou Jing Du Diansong

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: As the important part of traction power supply system, pantograph and catenary are related to the safety and stability of high-speed train. It is of great significance to identify pantograph arc as soon as possible. By calculating the "Z" friction rate which is more in line with the actual train operation, the running speed, contact pressure and contact current during train operation are adjusted in single variable to simulate the pantograph arc experiment under four different working conditions. Based on the experimental data, the features of pantograph catenary current are compared and analyzed by D-score at first, and the arc identification features and their significant identification intervals are selected. At the same time, a method for finding the suitable number of samples containing sufficient feature information is designed. Finally, seagull optimization algorithm is used to optimize support vector machine to model and identify pantograph arc. The test results and comparative analysis show that SOA-SVM can quickly and effectively model and identify pantograph catenary arc with an average recognition level of 98.5% and an overall recognition level of more than 97%.

Keywords: pantograph arc; fault identification; feature selection; seagull optimization algorithm (SOA); support vector machine (SVM)

0 引言

随着中国高速铁路事业的飞速发展,便捷的出行方式极大地提升了人民的幸福感。根据中国交通报社发布的信息,中国高速列车基本上都是电力机车,受电弓与接

触网组成的弓网系统^[1]是列车获取电能的唯一途径。在列车运行过程中,弓网电弧的产生会影响车组的受流质量并对周围通讯设施造成干扰;与此同时,燃弧烧蚀受电弓滑板也会对列车的运行安全构成极大威胁。因此,能够准确、快速地对弓网电弧建模识别,对于提高车组安全稳定运行具有极强的技术需要和现实意义。

目前国内外文献对弓网电弧的检测方法进行了多层次的研究。例如,顾桂梅等^[2]提出了一种基于融合图像的检测方法,通过判定红外图像高温区与可见光图像光斑区域的连通数量对弓网电弧进行检测。张振琛等^[3]利用图像处理技术检测弧光边缘,进而计算并判断燃弧重心是否位于规定范围内,从而对弓网电弧进行识别。Wei等^[4]通过分析弧声的频谱和强度进而定位弧声频带对弓网电弧进行识别。Lu等^[5]通过对图像检测结果与速度信息融合实现对弓网电弧检测并定位接触网严重磨损区域。Huang等^[6]采用卷积神经网络对弓网电弧图像集进行训练并建模,进而判断弓网电弧的发生。Gao等^[7]利用自行研发的装置提出了一种分析电弧电磁辐射的弓网电弧检测方法。在上述检测方法中,多是基于电弧发生时所表现出的声、光、磁等物理现象,在实现目标量的采集过程中对传感器的要求极为严格,实践中复杂的列车运行环境也会对检测结果造成影响。而在弓网电弧发生时,接触回路的电信号变化是最本质、直接的物理现象,其采集方法相对简单且实现起来也更为方便。

鉴于此,本文利用自行研制的实验装置对列车在不同工况下的弓网受流进行模拟,通过对列车直线区段“Z”字摩擦速率的近似计算,使实验条件更符合列车的实际运行状况。基于对电流信号的检测并采集,利用 D-score 评估准则对电流特征进行筛选、设计样本定容环节考察包含特征完备信息的样本数量。利用海鸥算法优化支持向量机实现对弓网电弧的建模识别,并与其他几类优化算法的测试结果进行对比。

1 弓网电弧实验

1.1 实验装置

图 1 为弓网电弧实验模拟机。它是自行研制的对列车牵引供电情况进行模拟的实验装置,该装置由时速模块、压力模块、电流模块及横向移动模块等组成。

在时速控制模块,通过控制电机带动嵌有金属导线的转盘转速来模拟列车在行进过程中的运行时速;在压力控制模块,利用音圈电机与步进电机对滚珠丝杠上的位移滑块进行粗细精度的调节,通过改变其与碳滑板间的弹簧压力实现对接触压力的模拟;横向移动模块在压力控制模块的下方,利用图示的机械结构将电机的旋转运动转换为往复运动,以实现弓网接触过程中碳滑板在设定接触压力下的“Z”字形运动;市电源经自耦调压器、大电流发生器串接负载柜实现对牵引受流值的模拟。通过上位机对各模块的控制设定,模拟实现列车在不同运行状态的牵引受流情况。

本文将基于弓网接触的电流信号特征对弓网电弧的发生进行识别,利用 LHB-Y4 型电流互感器检测回路电

流、经数据采集卡送入上位机后,由 LabVIEW 对实验的各项参数进行实时监测并记录。

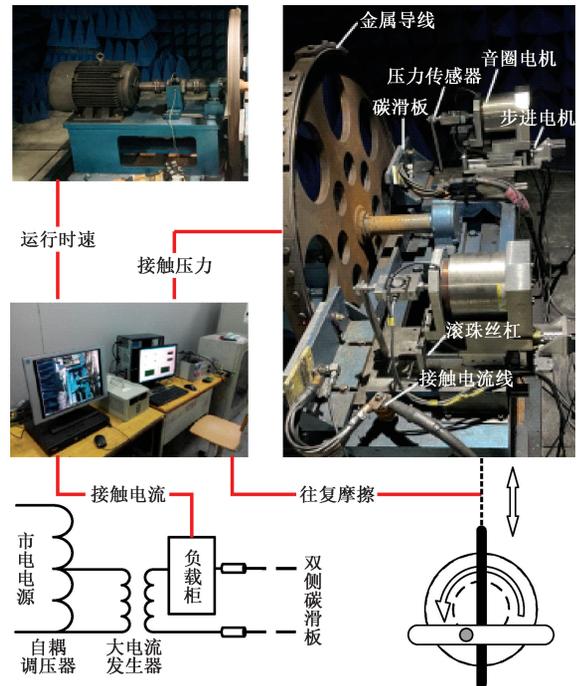


图 1 弓网电弧实验模拟机

Fig. 1 Pantograph arc experimental simulator

1.2 实验方案设计

为了充分考察不同工况下的弓网电弧对识别效果的影响,利用上述实验装置开展了 4 组平行实验,其中,以第 1 组为基础实验,余下 3 组分别针对运行时速、接触压力及接触电流进行依次单变量调整。实验条件如表 1 所示。

表 1 实验条件

Table 1 Experimental conditions

组别	运行时速/($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	接触压力/N	接触电流/A
1	100	50	85
2	120	50	85
3	100	70	85
4	100	50	105

以往的弓网电弧模拟实验中常采用固定不变的碳滑板摩擦速率^[8],但这会使得实验的结果受到条件限制。为使得实验更符合列车运行的实际情况,本文计算一种简化的模型对碳滑板的摩擦速率进行近似。即在列车的实际运行过程中,碳滑板与接触线的相对摩擦速率与铁路接触线的区段拉出值、相邻定位点间的跨距以及列车的运行速度相关,并且会受到风力及其他因素的随机影响。基于对上述关键要素的分析,设计弓网电弧模拟实验的碳滑板摩擦速率的近似计算如式(1)所示。

$$v = \frac{2 \times l \times V}{3.6 \times L} = \frac{lV}{1.8L} \quad (1)$$

式中: v 为待求碳滑板相对摩擦速率, l 为相邻定位点接触线拉出值, V 为列车运行时速, L 为相邻定位点间的跨距长度。

利用跨距与运行时速的比值求解出列车通过该区段的时间,进而利用拉出值与该时间的比值近似计算碳滑板的实验摩擦速率。结合铁路运行的实际情况,也即:铁路接触线在直线区段的拉出值约为 ± 0.3 m、定位杆跨距约为 50 m^[9],代入式(1)计算得出运行时速为 100 与 120 km/h 的碳滑板实验摩擦速率分别为 0.33 与 0.4 m/s。

据此,参照上述实验方案:每组实验运行 10 min、设定数据的采集频率为 10 kHz。

1.3 实验结果

以运行时速 100 km/h,接触压力 50 N,接触电流 85 A(后述为组别1)为例,所采集的电流波形如图2所示。

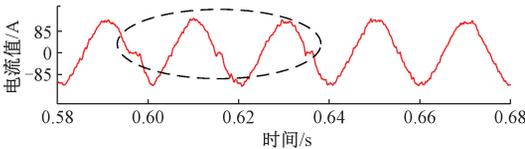


图2 弓网电流原始波形

Fig.2 Original waveform of pantograph current

图2中被虚线圈选的部分即为电弧受流时的电流波形。与正常受流状态相比,弓网电弧发生时的接触电流会在过0时刻出现短暂的零休现象^[10],这为基于电流信号的弓网电弧识别提供了有利的基础。由于原始数据包含实验过程中的噪声干扰,导致采集的电流信号在正弦波的基础上存在数值抖动。为消除其不利影响,规范数据的有用信息,利用MATLAB中自带的smooth函数对原始数据进行平滑消噪,其引用格式为:

$$y' = \text{smooth}(y, 'rloess') \quad (2)$$

式中: $rloess$ ^[11]为鲁棒局部加权回归模型。该模型通过计算以待消噪点为中心、对称区间长度内各点的权重对中心点进行加权多项式拟合。对于原始数据 X ,其初始权重函数计算方法如式(3)所示。

$$\omega_i = \left(1 - \left|\frac{x - x_i}{dx}\right|\right)^3 \quad (3)$$

式中: x 为待消噪中心点; dx 为区间内距中心点最远距离的绝对值。通过计算的权重在区间内对中心点进行加权拟合得到拟合值 Y ,同时得到初始拟合的残差 r 如式(4)所示:

$$r = Y - X \quad (4)$$

据此,取 M 为上述残差的中位数,以6倍的残差中值作为阈值用以计算鲁棒修正系数 δ_i ,如式(5)所示。

$$\delta_i = \begin{cases} \left(1 - \left|\frac{r_i}{6M}\right|\right)^2, & |r_i| < 6M \\ 0, & |r_i| \geq 6M \end{cases} \quad (5)$$

进而通过计算修正权函数 $\delta_i \omega_i$ 取代原式(3)、并对数据 Y 进行重新修正。由此,得到重新拟合后的数据 Y' 以实现原始数据平滑消噪,其结果如图3所示。

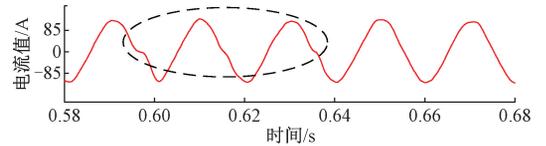


图3 弓网电流去噪后波形

Fig.3 Pantograph current waveform after denoising

与原始信号相比,处理后的数据反映着电弧发生的零休特征依然明显,同时消除了原始数据中的毛刺和抖动,数据更加光滑规范,更有利于对正常受流与电弧受流两类数据的特征计算并筛选。

2 识别模型及特征供给

2.1 识别模型

对弓网电弧的识别可抽象为分类问题,常利用机器学习等手段基于识别特征展开研究分析。SVM^[12]作为机器学习中较为成熟的模型被广泛应用于分类问题中,其通过实现分类间隔最大化使模型在经验风险和泛化能力之间保持着良好的平衡。相比于神经网络^[13]等其他机器学习模型,SVM有着严格数理基础并致力于问题的全局最优解,具有较强的可解释性;同时它对训练数据的依赖性不高,不需要大量数据训练就能对分类任务有着基本的掌握;此外,其最终的决策函数只由少数的支持向量决定,模型复杂性也相对较低。通常当有限的学习样本近似服从于真实样本时,SVM就可以对分类任务给出较为可靠的结果。

在SVM的工作过程中,核函数的引入使得分类问题由原始输入空间映射到高维特征空间而得到简化。在SVM的诸多核函数里,RBF核函数有着较强的通用性:它在变相包含其他核函数性能的同时,所需调节参数较少并在大量实践中都有着良好的表现。

因此,本文采用SVM作为识别模型、选取RBF核函数对电流特征进行分类识别。为使得SVM对弓网电弧进行准确、高效的建模识别,本文将从特征供给的“质”和“量”两个方面出发对投入SVM的特征种类及样本数量展开分析。

2.2 特征计算

基于弓网电流在正常受流与电弧受流期间的差异表现,本文拟选取弓网电流正弦周期的均值、方差、有效值、峭度以及峰值系数作为待选特征,计算如下:

均值计算如式(6)所示。

$$\bar{x} = \frac{x_i + x_{i+1} + \dots + x_{i+N-1}}{N} = \frac{\sum_i^{i+N-1} x_j}{N} \quad (6)$$

式中: N 为特征值计算的采样点个数; x_j 为每个采样点的电流瞬时值。

方差反映着电流数据的波动程度,如式(7)所示。

$$\sigma^2 = \frac{\sum_i^{i+N-1} (x_j - \bar{x})^2}{N} \quad (7)$$

有效值用于衡量电流的周期做功情况,如式(8)所示。

$$x_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N x_j^2}{N}} \quad (8)$$

峭度用于考察电流值的周期分布特征,如式(9)所示。

$$\beta = \frac{\sum_{j=1}^N (x_j - \bar{x})^4}{N \times x_{RMS}^4} \quad (9)$$

峰值系数用于考察交流电源输出峰值负载电流的能力,如式(10)所示。

$$\begin{cases} X_p = \max\{|x_i|\} \\ C = \frac{X_p}{x_{RMS}} \end{cases} \quad (10)$$

考虑到由于零休现象的发生,某些特征的表现可能较同区间的正常受流状态有所差异。对此,本文尝试从定位特征显著识别区间的方式对前两项特征进一步分析。当接触电流为工频 50 Hz,数据采集频率为 10 kHz 时,每周期电流采样 200 点,据此构建 5 项 9 组特征向量 D 为:

$$D = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2, x_{RMS}, \beta, C] \quad (11)$$

式中:下标 1、2、3 分别代表接触电流在 1~200 点(整正弦周期区间)、第 51~150 点(中间半正弦周期区间)以及第 66~133 点(中间 1/3 正弦周期区间)的特征计算结果。

2.3 特征筛选

为了提高 SVM 的训练效率、避免由于特征过多而造成模型过拟合,需要对计算的特征向量 D 进行降维筛选。常用的降维方法可分为特征提取如主成分分析法^[14](principal component analysis, PCA)和特征选择如改进的 F-score^[15]等两类。相比于特征提取,特征选择的方

法能够更加明确的理解降维后的筛选结果,并在后续实践中可以减少对冗余特征的计算以实现对工作量的简化。因此,本文基于特征选择的角度采用 D-score 评估准则对特征向量 D 进行降维筛选。该评估准则同改进的 F-score 相比能用于评估特征分类辨识能力的同时,也能进一步克服由于量纲不同对辨识能力所造成的影响^[16]。D-score 计算如式(12)所示。

$$D_i = \frac{\sum_{j=1}^l \frac{(\bar{x}_i^{(j)} - \bar{x}_i)^2}{\bar{x}_i}}{\sum_{j=1}^l \frac{1}{n_j - 1} \sum_{k=1}^{n_j} \frac{(x_{k,i}^{(j)} - \bar{x}_i^{(j)})^2}{\bar{x}_i^{(j)}}} \quad (12)$$

式中: $j=1, 2$ 为数据类别(后述为正负); \bar{x}_i 为第 i 组特征在全部数据集上的计算平均值; $\bar{x}_i^{(j)}$ 为第 i 组特征在第 j 类样本集上的计算平均值; $x_{k,i}^{(j)}$ 为第 i 组特征在第 j 类数据集中第 k 例样本的特征值; n_j 为特征第 j 类样本的数量。

基于式(12)分析可知, D-score 的分子值越大,特征的类间差距就越大;分母值越小则特征的类内差距也越小。因此, D-score 的评估分值越高,特征的理论分类效果也就越好,可见该准则的特征选择机制在某种程度上与学习模型 SVM 寻找分类间隔最大化的构造机理也相对适配。

由此,将组别 1 中的实验数据代入计算。为排除样本数量对特征评估水平的影响,依次随机选取不同数量的样本用于特征性能的测试,测试结果如图 4 所示。

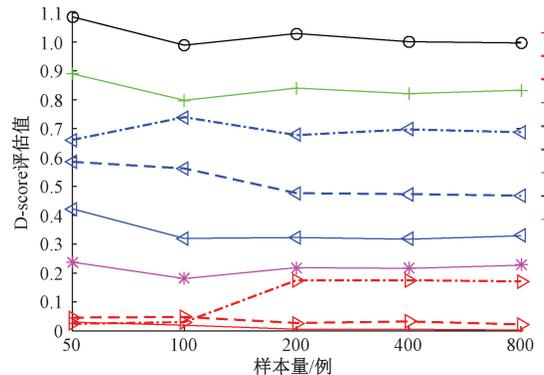


图 4 组别 1 特征向量 D-score 值

Fig. 4 D-score of eigenvalue vector for group 1

图 4 中 D-score 值由高到低的特征依次为峭度、峰值系数、方差、有效值及均值。测试结果表明,各特征的 D-score 评估水平随样本数量变化的浮动并不明显,且样本数量在 200 例以上时的评估结果基本趋于稳定,这也说明,实验数据在当前特征条件下具备相应的统计意义。至此,将 1.2 节中 4 种工况的实验数据各取 200 例代入计算,并将 4 组的均值结果记录于图 5 中。

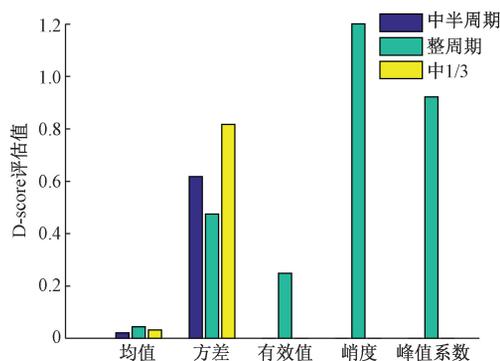


图 5 各组别特征向量 D-score 平均值

Fig. 5 Average D-score of eigenvalue vector for each group

通过对比图 4 与 5 可见,各特征在组别内与组别间的评价效果基本一致。其中弓网电流的方差、峭度以及峰值系数同其他特征的评估分值较高;中间 1/3 周期的电流方差同其他识别区间的评估效果更为显著。因此,本文选取中间 1/3 周期方差、峭度以及峰值系数作为代入电弧识别模型的共性特征。

2.4 样本定容

在 SVM 的学习过程中,特征样本的优劣多寡对于识别模型的建立起到十分关键的作用,当样本数量选取过少时,模型会有陷入过拟合的风险;反之,如若过分的扩增样本数量,冗余的样本会影响决策边界的规划从而也会导致模型的可靠性下降。对此,本文设计对比交叉验证的样本定容环节,用以考察 2.3 节所选特征在不同的样本数量下所含特征信息的完备性。

样本定容流程如图 6 所示,利用网格搜索算法 (grid search, GS) 对预设数量的样本展开参数搜索并记录其在验证集上的效果;同时,基于所寻最优参数进行交叉验证并记录其均值表现,通过逐步扩增样本数量并观察上述两项结果的差异变化趋势;在有助于选择更为合适的训练样本数量的同时,也能对所选特征进行评价。以组别 1 为例,选取正负样本均衡的训练集与验证集比例为 8 : 2、交叉验证折数取 10 (fold),设定终止条件为差异值 $\leq 3\%$ 时的特征样本定容曲线如图 7 所示。

结合图 7 曲线分析,在验证集的准确率始终保持着较高水平的同时,交叉验证的均值结果也随特征样本量由 100 例递增至 500 例时自 92.1% 增长至 98.6%。由此可见,随着样本数量的增加有助于 SVM 对所选特征更加充分地学习并提高模型的泛化可能性;与此同时,根据两条曲线的最终收敛水平应当认为,前述 2.3 节所选特征具备分类识别的要求。

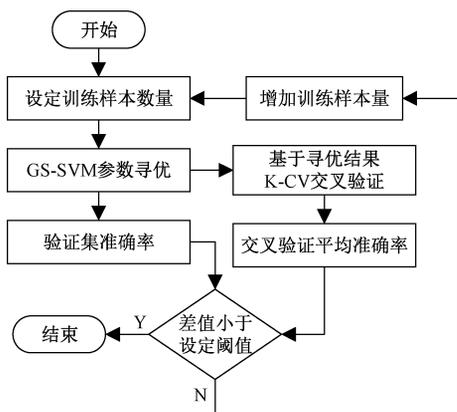


图 6 样本定容流程

Fig. 6 Flow chart of seeking the suitable sample numbers

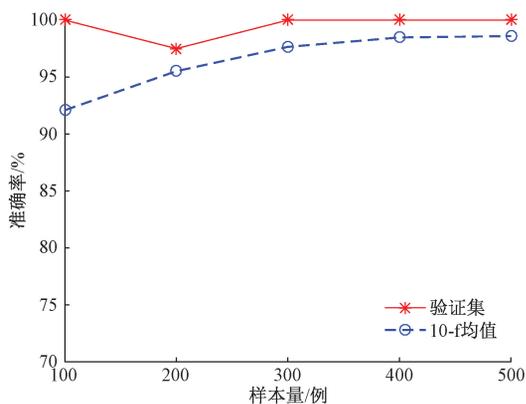


图 7 样本定容曲线

Fig. 7 Curve of seeking the suitable sample numbers

3 优化算法及实现过程

3.1 海鸥算法优化支持向量机

海鸥优化算法 (SOA)^[17] 是于 2018 年提出的新型智能算法,凭借其全局搜索能力强、迭代收敛速度快等出色的性能,被灵活应用在许多参数优化问题中。相比于传统经典的优化算法如粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 等,SOA 所需预设的超参数较少,主观上规避了由于超参数设置不当对算法在寻参过程中的影响;同时 SOA 没有 GA 算法对目标问题进行编码、解码的过程,在客观上避免了某些特殊函数由于编码不良而丢失精度的问题之余,也具有更低的算法复杂度。

因此,本文选用 SOA 对 SVM 的参数进行优化,其优化流程如图 8 所示。

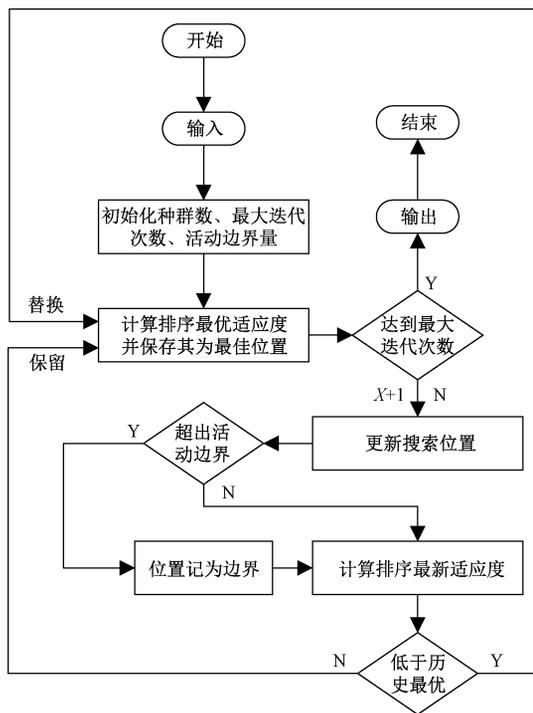


图 8 SOA-SVM 流程
Fig. 8 Flow chart of SOA-SVM

在 SOA-SVM 的寻参过程中,模拟海鸥在空间中的位置等价于 SVM 模型所需优化的参数 C 与核函数参数 γ , 每只海鸥的适应度即为分类识别错误率。通过设置海鸥群体的活动边界实现对 C 与 γ 寻优范围的控制,相当数量的海鸥在规定迭代次数内对目标函数值进行搜索;不断将历史最佳参数替换为适应度值更低的参数配置,也即实现分类错误率最小化的寻优过程。

3.2 优化过程可视化

基于前述 2.3 节的特征筛选结果及 2.4 节的样本定容方案,利用 SOA 对 SVM 的参数 C 与核函数参数 γ 在特征空间进行优化。以组别 1 为例,选取海鸥数量 50 只、最大迭代 100 次;参数 C 、 γ 调节区间设置为 $[2^{-10}, 2^{10}]$;选取正负均衡样本共 500 例,设置训练集与验证集比例为 8 : 2 时,基于验证集识别效果的参数优化曲面如图 9 所示。

根据图 9 中 SOA-SVM 的参数优化曲面可见,当参数 C 与 γ 取值较小时,基于验证集的分类效果很差;当 C 值保持较小、随着 γ 值增加时的验证效果先增强后衰减;当 γ 值保持较小、随着 C 值增加时的验证效果逐渐增强并稳定于较高水平。

最终,海鸥算法对 SVM 模型参数的优化结果为 $C = 31.9399$; $\gamma = 2.6843$ 。为了考察该参数对弓网电弧的泛化识别能力,将测试集数据代入模型检验。

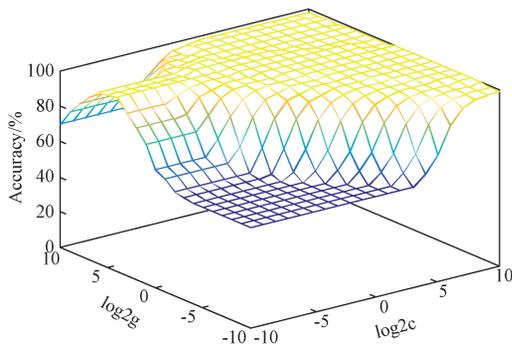


图 9 SOA-SVM 参数优化曲面
Fig. 9 Parameter optimization surface of SOA-SVM

4 测试结果与对比分析

4.1 模型测试结果

将组别 1 中未参与训练的正负均衡样本共 100 例作为测试集数据代入上述模型,测试结果如图 10 所示。

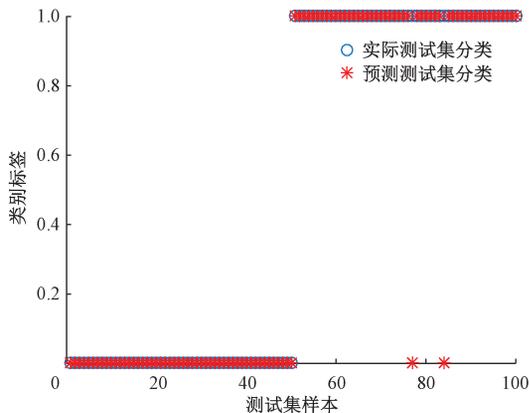


图 10 组别 1 模型测试结果
Fig. 10 Model test result of group 1

图 10 中的类别 0、1 分别代表正常受流状态与电弧受流状态,根据测试结果显示,模型对正常受流状态的识别率为 100% (50/50)、对电弧受流状态的识别率为 96% (48/50)、总体识别水平为 98% (98/100),良好的测试结果验证了上述方法的有效性。

同时为检验上述方法的一般性,对其余组别的电流特征分别进行样本定容并优化建模,各自选取未参与训练的正负均衡样本共 100 例用于模型测试,各组别的测试表现如表 2 所示。

结合表 2 分析可知,不同组别的识别模型需要不同统计量的样本供 SVM 对电弧特征进行学习;各组别的识别模型对于正常受流状态的测试水平相对更加稳定;经单变量调整后,各组别的识别效果不尽相同,其中电弧受流的识别效果受运行时速变化(组别 2)的影响更大;各

组别的总体识别水平在 97% 以上。

表 2 各组别弓网电弧的识别结果

Table 2 Pantograph arc recognition results of each group

组别	定容数量	正常测试	电弧测试	总体水平/%
1	500	(50/50)	(48/50)	98
2	600	(49/50)	(48/50)	97
3	400	(50/50)	(50/50)	100
4	500	(50/50)	(49/50)	99

4.2 算法对比测试

为了进一步考察海鸥算法对 SVM 参数的优化性能,采用与传统经典算法 GS、PSO 与 GA 及新型智能算法灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO) 与鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 对弓网电弧的识别效果进行对比评价。各智能算法的参数配置情况如表 3 所示。

表 3 智能算法参数配置

Table 3 Parameter setting of intelligent algorithms

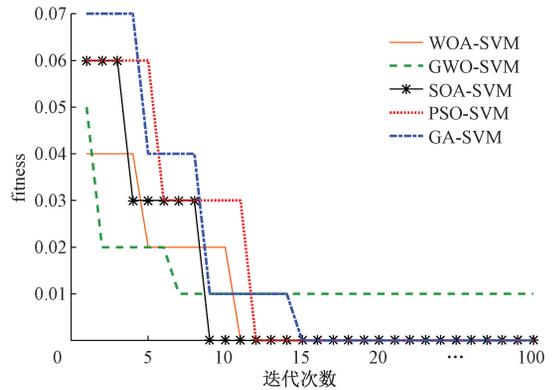
算法类别	参数配置
SOA-SVM	变量 A 控制频率: $f_c = 2$ 螺旋运动姿态常数: $u = v = 1$
GWO-SVM	收敛因子: $a = 2 - 2t/Maxiter$ 收敛因子: $a = 2 - 2t/Maxiter$
WOA-SVM	螺旋常数: $b = 1$ 行为选择概率: $p = 0.5$
PSO-SVM	惯性因子: $\omega = 0.9$ 学习因子: $c_1 = c_2 = 2$ 速度范围: $V_{max}(V_{min}) = \pm 10$
GA-SVM	交叉概率: $p_c = 0.5$ 变异概率: $p_m = 0.1$

在优化算法的对比过程中,设置 SVM 的参数 C 和 gamma 与前述海鸥优化算法相同的寻优区间为: $[2^{-10}, 2^{10}]$; 设置网格搜索算法的步长为 $2^{0.1}$; 智能算法的种群数量为 50 只、最大迭代数为 100 次,各算法优化 SVM 的对比效果如图 11 所示。

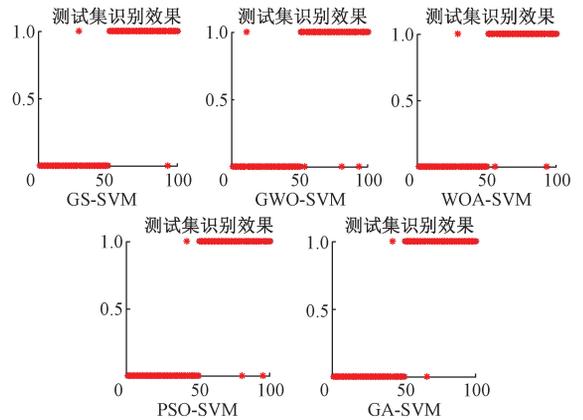
图 11(a) 为智能算法的适应度迭代曲线,它反映着各智能算法截至当前代次的所寻参数基于组别 1 验证集数据的最佳分类效果;图 11(b) 为各算法优化 SVM 后基于组别 1 测试集数据的识别结果。

同时将各优化算法基于 1.2 节中的 4 组数据在训练、测试过程中的平均表现记录至表 4 中。

由图 11(a) 的适应度迭代对比情况可知,新型智能算法的寻参收敛速度整体优于传统经典算法;其中 GWO 最早停止迭代,但其收敛水平并不理想;WOA 与 PSO 在经过 10 次迭代后,先后收敛于理想水平;GA 在前期的迭代速度较快,但其后期的搜索效能较为迟滞。相比于其



(a) 智能算法适应度迭代曲线
(a) Iterative curve of fitness of intelligent algorithm



(b) 各优化算法测试集分类结果
(b) Classification results of each optimization algorithm test set

图 11 不同算法对比测试结果

Fig. 11 Comparison results of different algorithms

表 4 参数寻优方法对比

Table 4 Comparison of parameter optimization methods

算法类别	平均寻优时间/s	寻参效率/ (ms/次)	平均测试结果/%
GS-SVM	93.973	2.35	98.5
SOA-SVM	15.217	3.04	98.5
GWO-SVM	15.804	3.16	97.25
WOA-SVM	14.783	2.96	97.75
PSO-SVM	16.533	3.31	97.5
GA-SVM	17.225	3.45	98.25

他算法,SOA 的迭代过程与 PSO 较为相似,但却优于其他算法最早收敛于理想水平;同时 SOA 避免了 GWO 出现的早熟收敛现象,参数寻优也更为彻底。再通过对比图 10 与图 11(b) 的模型测试结果并综合表 3 分析可知,SOA、GS 与 GA 对弓网电弧的平均测试水平同比 PSO、WOA 与 GWO 较高,但 GS 与 GA 在模型的训练速度上表现一般。而 SOA 在寻优时间及寻参效率都不输其他智能算法的同时,模型平均测试结果高达 98.5%,并极大程度的减小了与其同水平 GS 的高昂训练开销。即 SOA 同

比其他速度优势算法具有更佳的泛化性能、同比于其他测试优势算法有着更好的速度表现。

综上,基于对算法的训练表现与测试结果等因素的考虑得出:利用海鸥算法优化支持向量机能够快速、有效的对弓网电弧进行识别。

5 结 论

本文针对列车的弓网电弧进行识别研究,利用自行研制的实验装置对列车的弓网受流进行模拟。基于对实验数据的特征计算与分析,利用海鸥算法优化支持向量机实现对弓网电弧的识别并得出如下结论:

- 1) 结合列车在直线区段的实际情况,计算了一种更符合列运实际的“Z”字摩擦速率的实验近似值。
- 2) 基于弓网电流数据,利用 D-score 准则对比组别内与组别间的特征评估结果,筛选出弓网电弧在 4 种工况下的共性识别特征为峭度、峰值系数与区间方差;其中,中间 1/3 周期为方差的显著识别区间。
- 3) 当运行时速、接触压力及接触电流的条件发生改变时,均会对模型的测试结果造成影响,其中识别模型对于正常受流的识别效果相对稳定、对电弧受流的识别效果受运行时速变化的影响更大。
- 4) 根据不同算法的对比分析:海鸥算法优化支持向量机的弓网电弧识别方法相比于网格搜索的训练开销更小、同比于其他智能算法的识别准确率更高,平均识别水平达 98.5%、总体识别水平在 97% 以上。

参考文献

[1] 谢松霖, 张静, 宋宝林, 等. 计及作动器时滞的高速铁路受电弓最优控制[J]. 电工技术学报, 2022, 37(2): 505-514.
XIE S L, ZHANG J, SONG B L, et al. Optimal control of pantograph for high-speed railway considering actuator time delay [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(2): 505-514.

[2] 顾桂梅, 吴俊明, 仝甄, 等. 基于融合图像连通区域提取的弓网燃弧自动检测方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(5): 461-466.
GU G M, WU J M, TONG ZH, et al. Automatic detection method of pantograph catenary burning arc based on fusion image connected region extraction [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(5): 461-466.

[3] 张振琛, 顾桂梅, 李占斌. 基于图像处理的弓网燃弧检测方法[J]. 兰州交通大学学报, 2020, 39(2): 51-57.
ZHANG ZH CH, GU G M, LI ZH B. Pantograph-catenary arc detection method based on image processing [J].

Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2020, 39(2): 51-57.

[4] WEI W, LIANG C, YANG Z, et al. A novel method for detecting the pantograph-catenary arc based on the arc sound characteristics [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2019, 233(5): 506-515.

[5] LU P, HUO C, DUAN W, et al. Information fusion and image processing based arc detection and localization in pantograph-catenary systems[C]. 2019 22th International Conference on Information Fusion (FUSION), IEEE, 2019: 1-8.

[6] HUANG S, ZHAI Y, ZHANG M, et al. Arc detection and recognition in pantograph-catenary system based on convolutional neural network[J]. Information Sciences, 2019, 501: 363-376.

[7] GAO G, YAN X, YANG Z, et al. Pantograph-catenary arcing detection based on electromagnetic radiation[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2018, 61(4): 983-989.

[8] 王智勇, 郭凤仪, 冯晓丽, 等. 基于电流信号特征的弓网电弧识别方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(1): 82-91.
WANG ZH Y, GUO F Y, FENG X L, et al. Recognition method of pantograph arc based on current signal characteristics [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 82-91.

[9] 李龙飞. 高速铁路接触网跨距的确定[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
LI L F. The determination of the high-speed railway catenary span [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.

[10] 赵怀军, 秦海燕, 刘凯, 等. 基于相关理论及零休特征融合的串联故障电弧检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 218-228.
ZHAO H J, QIN H Y, LIU K, et al. A series fault arc detection method based on the fusion of correlation theory and zero current feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 218-228.

[11] 张巍, 李雨成, 张欢, 等. 面向通风智能化的风速传感器结构化数据降噪方法对比[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(8): 70-76.
ZHANG W, LI Y CH, ZHANG H, et al. Comparison of structured data noise reduction methods for airflow speed sensor of intelligent ventilation [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17(8): 70-76.

[12] 陶志勇, 于子佳, 林森. PSO_SVM 算法在太阳能电池板裂缝缺陷检测研究[J]. 电子测量与仪器学报,

- 2021, 35(1): 18-25.
- TAO ZH Y, YU Z J, LIN S. Research on crack defect detection of solar cell based on PSO_SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 18-25.
- [13] 王晓峰,董会旭,于岩,等. 基于改进 RBF 神经网络的雷达信号识别[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(5): 52-56.
- WANG X F, DONG H X, YU Y, et al. Radar signal recognition method based on improved RBF neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(5): 52-56.
- [14] 张铸,王静袁,饶盛华. 基于 PCA-DMD-FOA-ELM 风电功率短期预测研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(12): 6-11.
- ZHANG ZH, WANG J Y, RAO SH H. Short-term prediction of wind power based on PCA-DMD-FOA-ELM [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(12): 6-11.
- [15] 谢娟英,王春霞,蒋帅,等. 基于改进的 F-score 与支持向量机的特征选择方法[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 993-996.
- XIE J Y, WANG CH X, JIANG SH, et al. Feature selection method combing improved F-score and support vector machine[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(4): 993-996.
- [16] 谢娟英,雷金虎,谢维信,等. 基于 D-score 与支持向量机的混合特征选择方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3292-3296.
- XIE J Y, LEI J H, XIE W X, et al. Hybrid feature selection methods based on D-score and support vector machine[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(12): 3292-3296.
- [17] DHIMAN G, KUMAR V. Seagull optimization algorithm: Theory and its applications for large-scale industrial

engineering problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 165: 169-196.

作者简介



李斌, 分别在 2003 年、2006 年和 2012 年于辽宁工程技术大学获得学士学位、硕士学位和博士学位。现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为电接触理论及应用、智能电器与智能电网技术。

E-mail: 25992816@qq.com

Li Bin received his B. Sc. degree in 2003, M. Sc. degree in 2006 and Ph. D. degree in 2012 from Liaoning Technical University, respectively. Now he is an associate professor in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact theory and application, intelligent appliances and smart grid technology.



娄璟, 2020 年于辽宁工程技术大学获得学士学位。现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为电接触理论及应用、智能电器与智能电网技术。

E-mail: 569948823@qq.com

Lou Jing received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact theory and application, intelligent appliances and smart grid technology.



杜典松, 2020 年于辽宁工程技术大学获得学士学位。现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为电接触理论及应用、智能电器与智能电网技术。

E-mail: 1712265965@qq.com

Du Diansong received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact theory and application, intelligent appliances and smart grid technology.